

改进的点云引导滤波算法

阎雨梦^{1,2,3**}, 张元^{1,2,3*}, 庞敏^{1,2,3}, 熊风光^{1,2,3}, 杨晓文^{1,2,3}

¹中北大学计算机科学与技术学院, 山西 太原 030051;

²机器视觉与虚拟现实山西省重点实验室, 山西 太原 030051;

³山西省视觉信息处理及智能机器人工程研究中心, 山西 太原 030051

摘要 针对点云去噪过程中难以分离和去除贴近模型表面的噪声, 或者去除时会损失有效数据点的问题, 提出一种改进的点云引导滤波算法。首先使用统计滤波筛选出较难平滑的噪声, 并进行初次引导滤波, 降低平滑难度较大的噪声对整体滤波效果的影响; 然后根据点云各点的几何特征, 自适应地调整权重参数, 并将其代入改进的引导滤波算法中, 对点云整体进行二次引导滤波, 利用自适应的权重参数, 得到更加光滑且保留有效数据点的点云数据。实验结果表明, 所提算法对噪声点云的平滑效果更明显, 处理后的点云模型有较明显的边缘线条, 较难平滑的噪声也能得到很好处理。

关键词 图像处理; 点云滤波; 统计滤波; 点云引导滤波; 点云曲率

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP231301

Improved Point Cloud Guided Filtering Algorithm

Yan yumeng^{1,2,3**}, Zhang Yuan^{1,2,3*}, Pang Min^{1,2,3}, Xiong Fengguang^{1,2,3}, Yang Xiaowen^{1,2,3}

¹College of Computer Science and Technology, North University of China, Taiyuan 030051, Shanxi, China;

²Shanxi Key Laboratory of Machine Vision and Virtual Reality, Taiyuan 030051, Shanxi, China;

³Shanxi Province Vision Information Processing and Intelligent Robot Engineering Research Center, Taiyuan 030051, Shanxi, China

Abstract This paper proposes an improved point cloud guided filtering algorithm to address the difficulties in separating and removing noise close to the model surface in point cloud denoising, as well as the problem of losing valid points during noise removal. First, the statistical filtering method is used to screen out difficult-to-smooth noise and perform initial guided filtering, thereby reducing the impact of difficult-to-smooth noise on the overall filtering effect. Then, based on the geometric features of each point in the point cloud, the weight parameters are adaptively adjusted and incorporated into the improved guided filtering algorithm for the second round of point cloud guided filtering. Finally, a smoother point cloud is obtained by adaptively adjusting the weight parameters while preserving valid points. According to experimental results, the proposed algorithm shows substantial smoothing effects on noisy point clouds. Moreover, the processed point cloud model has more prominent edge lines, and difficult-to-smooth noise can be well handled using the proposed algorithm.

Key words image processing; point cloud filtering; statistical filtering; point cloud guided filtering; curvature of point cloud

1 引言

在各种表达方式中, 点云表达方式简单, 且更接近物体的原始立体表征^[1], 它作为一种包含了完整空间三维数据的特殊信息表达^[2]得到广泛使用。同时激光扫描设备与摄影测量技术发展迅猛, 极大地降低了三维点云数据的获取难度与采集成本^[3]。但是采集到的

点云都会受到噪声和异常值的影响, 不仅降低了点云质量, 而且阻碍了后续点云配准、3D重建等工作。因此有必要对原始点云进行滤波处理, 为后续工作奠定基础。

近年来, 国内外许多学者在传统方法的基础上提出了一些更高效的去噪算法。Irfan等^[4]利用欧几里得空间中的几何信息与点云几何属性和颜色属性之间的

收稿日期: 2023-05-12; 修回日期: 2023-06-19; 录用日期: 2023-07-24; 网络首发日期: 2023-08-15

基金项目: 国家自然科学基金(62272426)

通信作者: *zhang_yuan@126.com; **1842003674@qq.com

相关性来构建图,并基于图的凸优化来获得去噪的点云。袁小翠等^[5]利用空间邻域连通区域标记法对点云数据进行聚类划分,然后通过设定阈值判别连通域内某点云数据是否为离群点。张宏伟^[6]提出一种双尺度去噪算法,利用点云密度作权值因子,动态地设置滤波半径去除大尺度噪声,通过改进双边滤波的因子关系去除小尺度噪声。戴士杰等^[7]提出一种基于法向修正与位置滤波的散乱点云去噪算法,通过双边加权对主成分分析计算出的法向量进行修正,得到高精度法向量,用修正后的法向量和自适应的参数进行位置滤波。赵鹏等^[8]分别对点云中不同尺度的噪声进行处理,首先计算动态距离阈值进行统计滤波,去除大尺度噪声,然后用改进的双边滤波算法不断调整采样点位置,去除小尺度噪声。王敏等^[9]提出一种去除小尺度噪声的算法,首先根据信息熵确定邻域,然后构建曲率信息熵并引入双边滤波,提高滤波精度。钟文彬等^[10]提出一种点云去噪聚类算法,通过构建点云的空间索引结构找到核心点云,然后根据密度相连向外扩展对点云进行分类,保留较大的点云类,完成去噪。

上述算法更适用于处理离散的噪声,虽然单独处理了小尺度噪声,但是对贴近模型表面噪声的处理不够充分,并且处理过程存在特征损失的问题。贴近模型表面的噪声离有效数据点较近,因此处理难度更大,处理时容易损失有效数据点。目前较为适用的滤波算法是双边滤波和点云引导滤波,二者都是通过计算噪声点的新坐标并将其归入点云边缘,从而实现点云光滑的。其中点云引导滤波只有一个待定参数,不需要额外信息,具有更广泛的适用性。点云引导滤波算法通常有一些参数需要手动设置,而参数的不正确选择可能导致过度平滑或保留噪声等问题^[11]。此外,该算法对点云密度不敏感。在实际场景中,点云的密度可能会有很大的变化,特别是在物体的边缘或细节部分,这会导致滤波算法在这些区域产生不准确的结果。因此,本文提出了一种改进的点云引导滤波算法,该算法能够根据点云的密度特征和曲率特征自适应地计算参数,从而避免上述问题。

2 方法基本原理

统计滤波和点云引导滤波是两种常用的点云数据处理方法。统计滤波方法主要用于简单的噪声去除和平滑处理,适用于点云数据中噪声相对较少的情况。而点云引导滤波方法更适用于保留点云的细节和几何结构的任务,尤其对非平面和具有复杂几何结构的点云数据具有较好的效果。本文主要对点云引导滤波进行改进,并结合统计滤波,加强对部分突出噪声的针对性处理。

2.1 统计滤波

点云平滑对稀疏噪声的处理效果不明显,所以选

用统计滤波筛选出这些噪声,进行单独处理。统计滤波算法对点与点之间的距离进行分析,认为稀疏噪声与近邻点的距离较远,所以初步计算各点与邻域点的平均距离 \bar{d}_i ,计算方法为

$$\bar{d}_i = \sum_{j \in k} d_{ij} / k, \quad (1)$$

式中: k 表示邻域内点的个数; d_{ij} 表示点 p_i 与其邻域内第 j 个点的距离。假定一片点云中,点与点之间的平均距离服从高斯分布,将平均距离不在标准范围内的点判断为稀疏噪声并滤除。标准范围定义为 $[u - a \times \sigma, u + a \times \sigma]$,其中 a 为常数, u 为两点云之间的平均距离, σ 为整体点云的距离标准差,计算公式分别为

$$u = \sum_{i \in N} \bar{d}_i / N, \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i \in N} (\bar{d}_i - u)^2 / N. \quad (3)$$

2.2 点云引导滤波

点云引导滤波是图像引导滤波推广到三维点云数据处理领域的成果。图像引导滤波是一种保留边缘的平滑算法,可以平滑输入图像的精细节,同时保留锐利的边缘。精细节可以是噪点、纹理或者具有规则结构的重复图案。图像引导滤波的应用包括去噪、图像映射、去雾、压缩及高动态范围图像的色调映射^[12]。

图像引导滤波的过程需要一个引导图像 I 、一个输入图像 P 和一个输出图像 Q ,关键是求解引导图像 I 与输出图像 Q 的线性变换,公式为

$$Q_i = A_i P_i + b_i, \quad i \in W, \quad (4)$$

式中:点 P_i 是输入图像中的点; W 是以引导图像 I 中点 P_i 为中心的邻域; Q_i 是滤波后输出图像的对应点。由于输入图像 P 只经过了线性变换,所以图像梯度并不会被消除。此时的 A_i 可以用来控制滤波后图像的边缘保留程度^[13],若 A_i 过小,导致输出图像的边缘梯度值变小,边缘特征就容易被平滑掉;若 A_i 过大,虽然对边缘信息没有损伤,但也会使得边缘噪声去除不彻底,平滑效果不理想。

图像引导滤波的过程是完全基于局部信息的,受到这一思想的启发,Han等^[14]首次将引导滤波应用于点云,具体为输入点云同时作为引导点云,经过线性变换输出去噪点云。这其中的关键在于线性变换的参数计算。假设一个三维点 p_i 周围的局部线性模型为

$$q_i = a_i p_i + b_i, \quad (5)$$

式中: q_i 是经过滤波后的点; a_i 和 b_i 是受邻域点限制的线性模型参数,可以通过最小化损失函数求得。定义线性模型的损失函数为

$$J(a, b) = \sum_{p_{ij}} \left[(a_i p_{ij} + b_i - p_{ij})^2 + \epsilon a_i^2 \right], \quad (6)$$

式中: p_{ij} 表示 p_i 邻域内第 j 个点; ϵ 是正则化参数, 用来防止 a_i 过大。对 a_i 和 b_i 分别求偏导, 公式为

$$\frac{\partial J(a, b)}{\partial a_i} = \sum_{p_{ij} \in N(p_i)} 2[(a_i p_{ij} + b_i - p_{ij}) p_{ij} + \epsilon a_i], \quad (7)$$

$$\frac{\partial J(a, b)}{\partial b_i} = \sum_{p_{ij} \in N(p_i)} [2(a_i p_{ij} + b_i - p_{ij})], \quad (8)$$

令导数为 0, 最终求得的线性模型参数 a_i 和 b_i 的解分别为

$$a_i = \frac{\left(\frac{1}{|N(p_i)|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p} \cdot \bar{p} \right)}{\left[\left(\frac{1}{|N(p_i)|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p} \cdot \bar{p} \right) + \epsilon \right]}, \quad (9)$$

$$b_i = \bar{p} - a_i \bar{p}, \quad (10)$$

式中: $N(p_i)$ 表示 p_i 的邻域点集; \bar{p} 是 p_i 邻域内各点坐标的均值, 即邻域中心点; $|N(p_i)|$ 为 p_i 邻域中点的个数。

点云引导滤波可以通过调整邻域搜索半径和正则化参数 ϵ 来控制滤波效果, 它的最大优点是保持边缘。在三维点云的引导滤波算法过程中, 使用带有噪声的原始三维点云模型作为引导点云, 可以保证滤波后的点云模型能够保留原始点云模型的特征。

3 改进的点云引导滤波算法

传统的点云引导滤波算法对原始点云进行卷积操作, 以获得每个点的权重值, 并将这些权重应用到点云数据的属性上, 从而实现点云的平滑处理。然而在实际应用中, 存在点云密度分布不均、噪声点紧贴点云真实模型表面的问题, 使得点云引导滤波的参数选择变得较为困难, 从而影响滤波效果。本文改进了点云引导滤波算法, 首先使用统计滤波筛选出稀疏噪声并进行引导滤波处理, 然后计算点云的密度特征和曲率特征, 根据这两种特征自适应地调整滤波参数, 最后使用自适应的滤波参数对点云进行平滑。具体算法流程如图 1 所示。

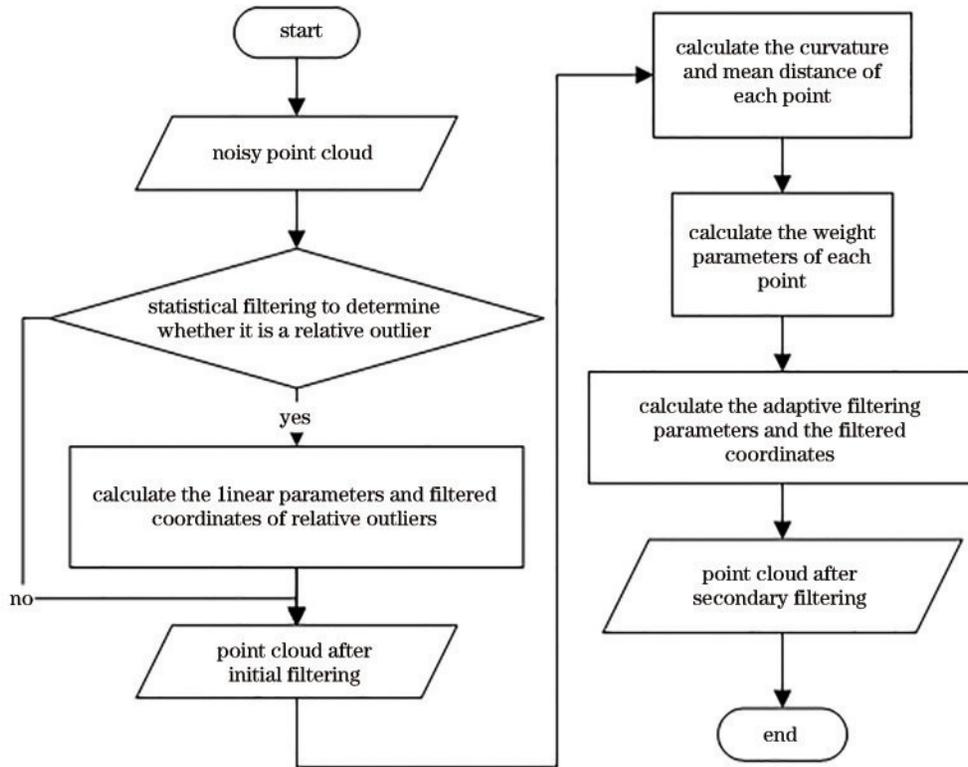


图 1 所提算法的流程

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

3.1 统计滤波结合引导滤波

点云引导滤波处理过的点云保留了小部分突出噪声, 原因是存在相对离群点。这些相对离群点距离点云主体相对较远, 且不在离群点的囊括范围内, 在去除离群点后仍被保留。又因其有较小曲率, 滤波时可能会作为尖锐特征得到保留, 所以很难被滤波算法平滑。而且, 相对离群点的影响很难被消除。如果对噪声点云多进行一次统计滤波, 部分相对离群点会被去除, 同

时又有新的点成为相对离群点, 再次计算得出的引导滤波参数也会发生变化, 滤波效果依旧不好; 如果对点云的预处理多执行几次统计滤波以去除这样的噪声, 虽然能减小相对离群点的影响, 但每次统计滤波都要确定一次参数 a , 增加了工作量。同时点云全局平均距离与方差的计算会增加时间开销, 多次统计滤波也会损伤稀疏的有效数据点。综合考虑之后, 认为将统计滤波与引导滤波结合处理相对离群点更合适。本文

利用统计滤波将相对离群点筛选出来,然后对这些相对离群点进行第一次引导滤波,根据其距离特征调整滤波参数。对应线性模型的 a_i 确定在 $(0,1)$ 即可, a_i 和 b_i 确定的公式分别为

$$a_i = \left(\frac{1}{|N_{(p_i)}|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p} \cdot \bar{p} \right) / \left(\bar{d}_i \times 10 \right), \quad (11)$$

$$b_i = \bar{p} - a_i \bar{p}. \quad (12)$$

图 2 为经过一次引导滤波后同一部位的前后对比,可以看出相对离群点被明显归顺,距离模型表面更近,法向量由凌乱趋于规律。这种变化降低了后续对相对离群点的滤波难度,使其在第二次滤波过程中更容易被平滑,同时降低了相对离群点对其近邻点曲率计算的干扰,进而提高二次引导滤波效果。

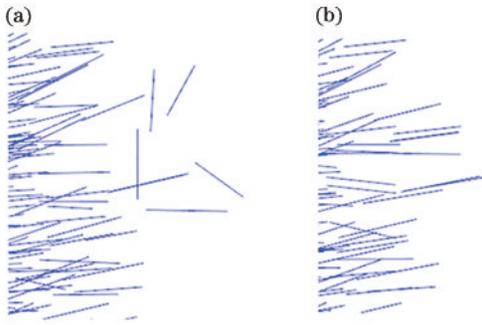


图 2 第一次滤波前后的法向量对比。(a)滤波前;(b)滤波后
Fig. 2 Normal vector comparison before and after the first filtering. (a) Before the filtering; (b) after the filtering

3.2 点云曲率与距离均值的计算

点云曲率是描述点云变化的一个重要指标,可以用来分析点云表面的形态特征和几何结构,以及描述某点与其邻域之间的关系^[15]。点云中各点与其邻域点的距离均值可以用于表征点云的密度和分布情况,包括点云的聚集程度、稀疏程度等信息。考虑将这两种特征结合,使算法对噪声的判断更加准确。

为了计算曲率和距离特征,首先要确定点的邻域,利用KD树对点云空间进行划分,利用分割维度和分割点的信息来快速确定需要查找的 n 个近邻点。确定邻域后,对 p_i 与邻域点的距离求和再取均值,即可得到距离均值,而计算点 p_i 的曲率前得到该点的协方差矩阵。协方差矩阵的计算公式为

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k (X \times X^T), \quad (13)$$

式中: X 是由 p_i 组成的 $k \times 3$ 的矩阵, $p_i = p_i - \bar{p}$ 。

然后计算点 p_i 的三个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ (其中 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$), 计算公式为

$$C \cdot v_m = \lambda_m \cdot v_m, \quad (14)$$

式中: λ_m 是协方差矩阵的第 m 个特征值; v_m 是第 m 个特征向量。计算曲率 κ 的公式为

$$\kappa = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}. \quad (15)$$

利用统计滤波结合引导滤波算法对相对离群点进行处理,计算得到的各点曲率更精确,为后续的点云滤波奠定了基础。

3.3 自适应点云引导滤波去噪

传统点云引导滤波算法中,设置正则化参数 ϵ 的目的是防止 a_i 值过大造成点云滤波效果较差,控制滤波效果;缺点是在点云的各个部分使用相同的正则化参数,会使算法缺少灵活性,发生尖锐特征被过度平滑而平坦区域噪声平滑不彻底的情况。所以本文提出自适应点云引导滤波算法,对正则化参数进行改进,根据点云特征的显著程度得到自适应的正则化参数项。在噪声点处 ϵ 值需要大一点,使计算得到 a_i 更小,对噪声点的位置变换更大,滤波效果更明显;而在点云特征点处 ϵ 值需要小一点,使计算得到 a_i 更大一些,对有效数据点的位置变换更小,滤波效果更微弱。

在点云处理领域中,通常将曲率特征与尖锐特征识别联系起来。普遍认为点云中曲率变化大的区域比平坦区域包含更重要的信息,曲率越大,点云特征越尖锐,平滑力度应该更小;曲率越小,点云特征越平坦,平滑力度应该更大。由此可见平滑力度与曲率特征成反比。在噪声点云模型中,一些噪声的曲率特征也比较显著,这时结合考虑距离特征可以提高曲率特征的有效性。具体来说就是考虑邻域中点的平均距离,平均距离越大说明噪声的置信度越高,平滑力度越大。因此所提算法引入点云的曲率特征和距离特征作为 ϵ 的权重因子,使得正则化参数在点云不同的区域自适应,赋予线性模型参数计算的灵活性。

为了在滤波过程中保护尖锐特征,首先提出一个距离权重的计算方法,公式为

$$w_i' = \exp(\alpha \times \bar{d}_i), \quad (16)$$

这是一个距离指数函数,其中 α 是常数,用来控制指数函数的衰减速度,当 α 越大时,距离越大的点之间的相似度越小,反之,当 α 越小时,距离越大的点之间的相似度越大。在实验过程中将 α 取值为 1。 \bar{d}_i 为 p_i 到近邻点的距离均值, \bar{d}_i 越大,函数值越大,说明 p_i 点是噪声的概率越大。经过分析可知, p_i 的曲率越大,该点的权重参数应该越小,这是一个反比例关系,所以设定权重参数的计算公式和引入权重参数后的 a_i 的计算公式分别为

$$w_i = \frac{w_i'}{\kappa}, \quad (17)$$

$$a_i = \left(\frac{1}{|N_{(p_i)}|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p} \cdot \bar{p} \right) / \left[\left(\frac{1}{|N_{(p_i)}|} \sum p_{ij} \cdot p_{ij} - \bar{p} \cdot \bar{p} \right) + w_i \epsilon \right], \quad (18)$$

b_i 的计算公式保持不变。距离权重与曲率特征同时作用,当点的距离权重 w_i' 相同时,曲率 κ 越大的点权重参数越小,计算得到的 a_i 也会越大,平滑力度越小,保护更显著的曲率特征;当曲率 κ 相同时,点的距离权重 w_i' 越大,权重参数越大,计算得到的 a_i 也会越小,平滑力度越大,对噪声的滤波作用越显著。因此,所提算法能根据点云数据各部分曲率特征和距离特征的不同自适应地计算得到滤波系数,保留尖锐特征。

4 实验与结果分析

4.1 实验配置

实验用的计算机处理器为 11th Gen Intel(R) Core (TM) i7-11700,软件环境为 64 位 Windows10 系统,使用的编程平台为 Microsoft Visual Studio 2019 结合点

云库,编程语言为 C++。所提算法测试使用的模型有标准 bunny 模型、已有噪声的 armadillo 模型、Point Denoising Benchmark 数据集^[16]提供的部分物体模型。

4.2 滤波结果及分析

对所有的点云模型进行滤波处理,对比算法采用的是文献[17]与文献[18]中描述的算法,这两种算法都是改进的引导滤波算法。文献[17]中设定边缘感知权重,根据某点与其 K 个近邻点的距离特征自适应地调节权重,对边缘处的点分配比在平坦区域的点更大的权重,达到动态调整线性模型参数的目的。文献[18]通过引入 Marr-Hildreth 算子来改进传统的引导滤波,这种算子将高斯滤波和拉普拉斯算子结合,实现对模型边缘的自适应。具体实验对比结果如图 3~7 所示。

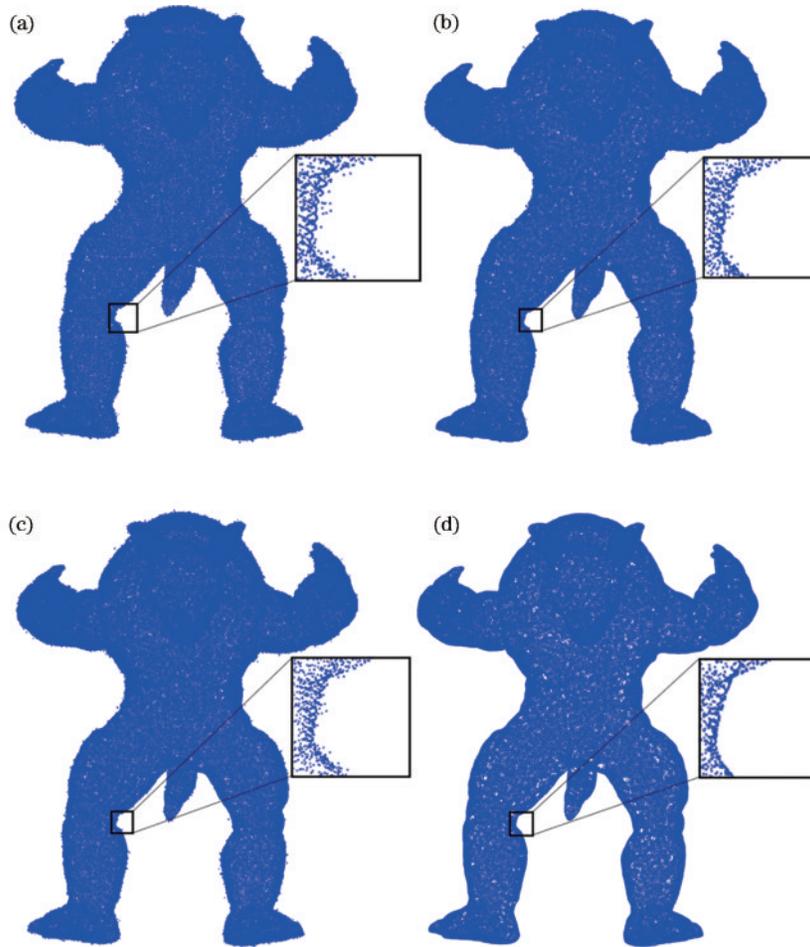


图 3 不同算法对 armadillo 模型的处理效果。(a)噪声点云;(b)文献[17]中的算法;(c)文献[18]中的算法;(d)所提算法
Fig. 3 Effect of different algorithms on armadillo model. (a) Noise point cloud; (b) algorithm in Ref. [17]; (c) algorithm in Ref. [18]; (d) proposed algorithm

从图 3 可以清晰地看出,文献[17]和文献[18]中的算法处理过的 armadillo 模型在表面上分布有很多噪声,这些噪声很难被去除,在经过多次参数调整后也没有明显变化,而所提算法对这些噪声进行了很好的处理,模型边缘更加光滑。图 4 的噪声模型是标准 bunny 模型,添加了平均值为 0.01、标准差为 0.1 的高

斯噪声,添加的噪声有较小偏移且较为集中,比较符合贴近模型表面噪声的特点。从图 4 可以看出,文献[17]中的算法处理的 bunny 模型在耳朵上仍有少许噪声没有得到平滑,文献[18]中的算法仅平滑了 bunny 模型的部分噪声点,全局仍有明显噪声。从图 5 可以看出,文献[17]中的算法和文献[18]中的算法处理的 hat 模

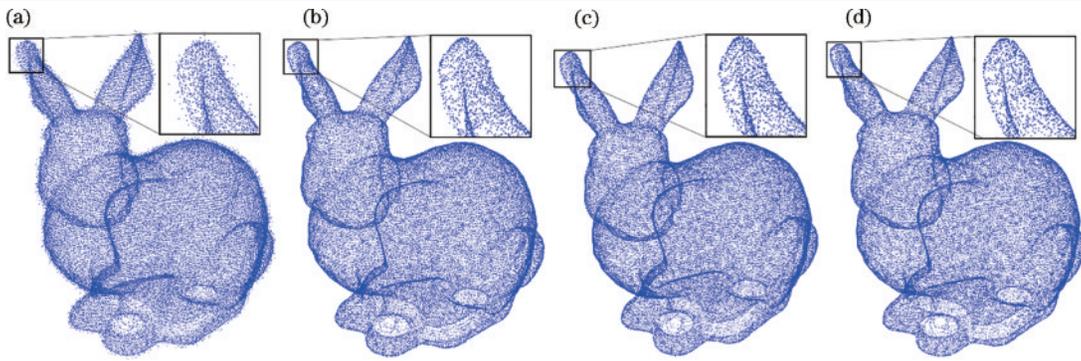


图 4 不同算法对添加了高斯噪声的 bunny 模型的处理效果。(a) 噪声点云; (b) 文献[17]中的算法; (c) 文献[18]中的算法; (d) 所提算法
Fig. 4 Effect of different algorithms on bunny model with Gaussian noise. (a) Noise point cloud; (b) algorithm in Ref. [17]; (c) algorithm in Ref. [18]; (d) proposed algorithm

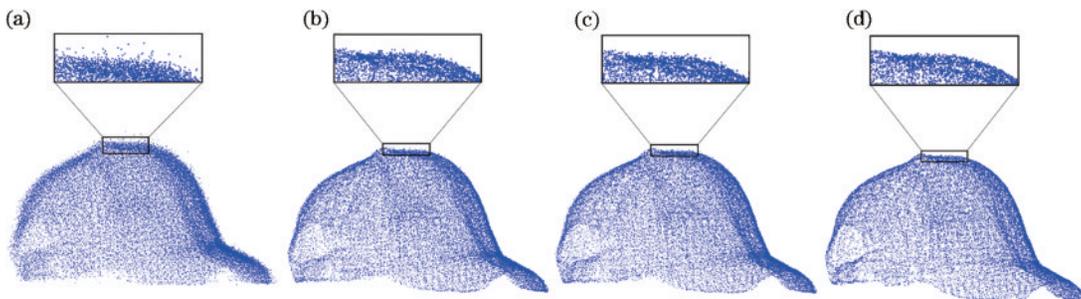


图 5 不同算法对 hat 模型的处理效果。(a) 噪声点云; (b) 文献[17]中的算法; (c) 文献[18]中的算法; (d) 所提算法
Fig. 5 Effect of different algorithms on hat model. (a) Noise point cloud; (b) algorithm in Ref. [17]; (c) algorithm in Ref. [18]; (d) proposed algorithm

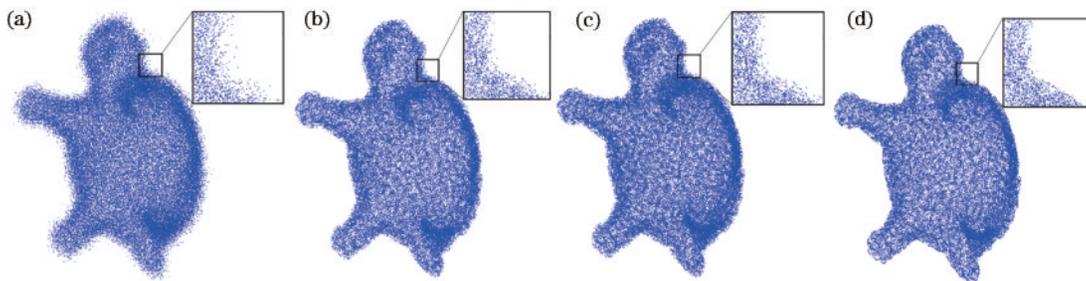


图 6 不同算法对 tortuga 模型的处理效果。(a) 噪声点云; (b) 文献[17]中的算法; (c) 文献[18]中的算法; (d) 所提算法
Fig. 6 Effect of different algorithms on tortuga model. (a) Noise point cloud; (b) algorithm in Ref. [17]; (c) algorithm in Ref. [18]; (d) proposed algorithm

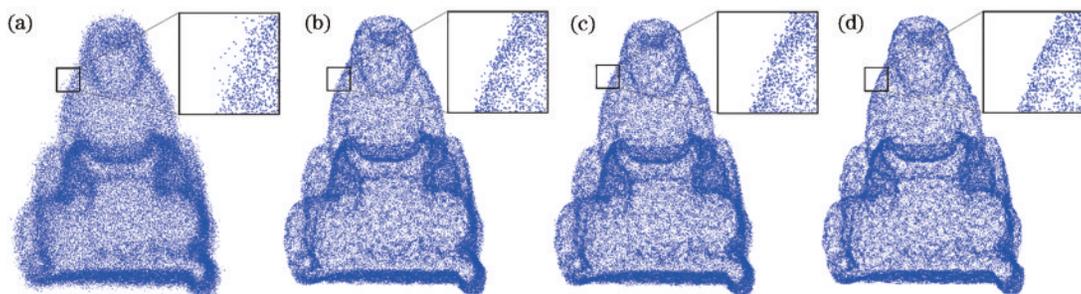


图 7 不同算法对 galera 模型的处理效果。(a) 噪声点云; (b) 文献[17]中的算法; (c) 文献[18]中的算法; (d) 所提算法
Fig. 7 Effect of different algorithms on galera model. (a) Noise point cloud; (b) algorithm in Ref. [17]; (c) algorithm in Ref. [18]; (d) proposed algorithm

型在帽子顶部有明显的贴近表面的毛刺点。从图 6 可以看出, 文献[17]中的算法和文献[18]中的算法处理

的 tortuga 模型在边缘有明显离散噪声点, 且因为物体边缘有毛刺点, 边缘线条不清晰。从图 7 可以看出, 文

献[17]中的算法和文献[18]中的算法对 galera 模型拐角的噪声处理不彻底,仍有噪声保留,且模型边缘有毛刺点。对比之下,所提算法对这 5 个模型的处理效果明显好于文献[17]中的算法和文献[18]中的算法,处理过的点云模型没有毛刺点,模型边缘更清晰更光滑,线条明显。

4.3 定量评价

为了定量评价所提算法的效率与性能,采用了信息熵和均方根误差(RMSE)作为定量指标。信息熵用于衡量算法的平滑效果,均方根误差用于衡量滤波后的模型与无噪声模型的误差水平。信息熵的计算公式为

$$p_i = \frac{E_i}{E_i + \sum_{j=1}^k E_j}, p_j = \frac{E_j}{E_i + \sum_{j=1}^k E_j}, \quad (19)$$

$$C_i = -p_i \log_2 p_i - \sum_{j=1}^k p_j \log_2 p_j, \quad (20)$$

式中: C_i 为点的信息熵; E_i 表示*i*点的曲率; j 点为*i*点邻域内的点; E_j 表示*j*点的曲率; p_i 表示*i*点的曲率概率分布; p_j 表示*j*点的曲率概率分布。整体点云的熵值即为各点熵值总和,计算方法为

$$C = \sum_{i=1}^n C_i. \quad (21)$$

当点云表面有噪声时,模型表面不平滑,计算得到的噪声曲率会相对较大,点云整体的熵值也会较高;当噪声被滤波后,模型表面相对平滑,滤波后的噪声点的曲率相对较小,点云整体的熵值就会减小。用熵值来衡量算法性能,表面越平滑熵值越小,说明滤波效果越好,反之滤波效果越差。将所提算法与文献[17]中的算法、文献[18]中的算法进行对比,滤波后的模型熵值如表1所示。从表1可以看到5个模型被3种算法处理后的熵值变化,文献[17]中的算法与文献[18]中的算法滤波得到的点云效果相差不多,点云的熵值也较为相近,而所提算法滤波后的点云熵值较两者低,说明所提算法对模型的平滑效果更好。

表1 各模型用不同算法处理后的熵值
Table 1 Entropy value of each model treated by different algorithms unit: bit

Model	Algorithm in Ref. [17]	Algorithm in Ref. [18]	Proposed algorithm
armadillo	601968	599683	574281
rabbit	181105	180240	177763
hat	97510	97370	90751
tortuga	241000	240976	232489
galera	231561	233595	216111

所提算法、文献[17]中的算法和文献[18]中的算法处理后的模型与无噪声模型的均方根误差如表2所示,误差越小说明处理后的模型越贴近无噪声模型。从表2可以看出,对5个模型进行处理后,所提算法的

均方根误差更小,说明对模型的处理结果更贴近原始模型,并且滤波精度更高,平滑效果更好。

表2 各模型用不同算法处理后与无噪声模型的均方根误差
Table 2 Root mean square error of each model after different algorithm processing compared with that of the noiseless model unit: m

Model	Algorithm in Ref. [17]	Algorithm in Ref. [18]	Proposed algorithm
armadillo	0.3125	0.3302	0.3007
rabbit	0.0729	0.0775	0.0497
hat	0.0014	0.0014	0.0012
tortuga	0.0204	0.0205	0.0192
galera	0.0271	0.0280	0.0240

4.4 处理效率分析

不同模型的点数与处理时间如表3所示。所提算法的时间复杂度为 $O(K \times N)$, N 为模型的点数。文献[17]中的算法与文献[18]中的算法的时间复杂度与所提算法相同,但是所提算法对点云进行了两次滤波的遍历,计算点云曲率特征和距离特征时同样遍历了整体点云,因而处理时间略长于文献[17]中的算法与文献[18]中的算法。综合可知,所提算法能够有效处理贴近模型表面的噪声同时保护了模型的尖锐特征,处理后的模型精度要优于文献[17]中的算法与文献[18]中的算法。

表3 不同模型的点数与处理时间
Table 3 Number of points and processing time of different models

Model	Number of point clouds	Processing time /s		
		Algorithm in Ref. [17]	Algorithm in Ref. [18]	Proposed algorithm
armadillo	242729	2.581	2.650	3.338
rabbit	71894	0.543	0.544	0.767
hat	41578	0.337	0.338	0.467
tortuga	100000	0.954	0.961	1.328
galera	100000	0.871	0.910	1.249

5 结 论

针对点云模型表面的密集噪声难以去除的问题,提出了一种改进的点云引导滤波算法。该算法首先利用统计滤波判断出噪声中的相对离群点并对它们进行初步引导滤波,降低相对离群点的滤波难度,同时减小相对离群点对曲率计算的影响,然后引入曲率和距离均值作为二次引导滤波的权重因子,对模型进行整体滤波。最终难以平滑的相对离群点得到了两次滤波,提高了滤波效果,而且曲率特征和距离特征的引入能使得点云的尖锐特征得以保留。所提算法在时间效率

上略低于对比算法,后续会针对这一问题继续进行深入研究。

参 考 文 献

- [1] 张开宜,洪濡,盖绍彦,等.基于手指点加强和多级特征融合的三维人手姿态估计[J].光学学报,2022,42(19):1915001.
Zhang K Y, Hong R, Gai S Y, et al. Three-dimensional hand posture estimation based on finger point enhancement and multi-level feature fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(19): 1915001.
- [2] 刘今越,张港,贾晓辉,等.基于曲率阈值的点云配准方法研究[J].激光与光电子学进展,2022,59(18):1828006.
Liu J Y, Zhang G, Jia X H, et al. Research on point cloud registration method based on curvature threshold [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(18): 1828006.
- [3] 杨泽鑫,叶勤,王旭飞,等.面向城市场景异源多时相点云的自动配准[J].中国激光,2023,50(10):1010004.
Yang Z X, Ye Q, Wang X F, et al. Automatic registration of heterogeneous multi-temporal point clouds for urban scenes[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(10): 1010004.
- [4] Irfan M A, Magli E. Exploiting color for graph-based 3D point cloud denoising[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2021, 75: 103027.
- [5] 袁小翠,刘宝玲,马永力.基于空间邻域连通区域标记法的点云离群点检测[J].计算机应用研究,2020,37(S2):380-382,385.
Yuan X C, Liu B L, Ma Y L. Outlier detection of point cloud based on spatial neighborhood connected region labeling method[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S2): 380-382, 385.
- [6] 张宏伟.基于双尺度算法的激光雷达点云去噪[J].激光与红外,2023,53(2):169-175.
Zhang H W. LiDAR point cloud denoising based on a double-scale algorithm[J]. Laser & Infrared, 2023, 53(2): 169-175.
- [7] 戴士杰,东强,季文彬,等.基于法向修正与位置滤波的散乱点云去噪算法[J].传感器与微系统,2023,42(2):130-134.
Dai S J, Dong Q, Ji W B, et al. Denoising algorithm of scattered point clouds based on normal correction and position filtering[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(2): 130-134.
- [8] 赵鹏,柴会轩.基于不同尺度算法的激光雷达点云去噪研究[J].应用激光,2023,43(1):66-75.
Zhao P, Chai H X. Research on denoising of lidar point cloud based on different scale algorithms[J]. Applied Laser, 2023, 43(1): 66-75.
- [9] 王敏,刘闯,王斌.面向水流三维登记探索的多波束点云去噪及应用[J].测绘通报,2022(10):100-104.
Wang M, Liu C, Wang B. Multi-beam point cloud denoising and the application for 3D registration of water flow[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2022(10): 100-104.
- [10] 钟文彬,肖振远,刘光帅.一种高效的点云去噪聚类方法[J].机械设计与制造,2022(8):233-237.
Zhong W B, Xiao Z Y, Liu G S. An efficient method of point cloud denoising clustering[J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(8): 233-237.
- [11] 梅嘉琳.基于引导信息的点云去噪算法研究[D].南京:南京理工大学,2020.
Mei J L. Research on point cloud denoising algorithm based on guidance information[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2020.
- [12] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [13] 张骏,朱标,沈玉真,等.基于引导滤波的多分支注意力残差红外图像去噪网络[J].红外与激光工程,2022,51(11):20220060.
Zhang J, Zhu B, Shen Y Z, et al. Multi-branch attention residual infrared image denoising network based on guided filtering[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022, 51(11): 20220060.
- [14] Han X F, Jin J S, Wang M J, et al. Guided 3D point cloud filtering[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(13): 17397-17411.
- [15] 李奇明,任杰骥,裴晓寒,等.基于多模态数据协同的弱纹理表面高精度点云配准算法[J].光学学报,2022,42(8):0810001.
Li Q M, Ren J J, Pei X H, et al. High-accuracy point cloud matching algorithm for weak-texture surface based on multi-modal data cooperation[J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(8): 0810001.
- [16] Rakotosaona M J, la Barbera V, Guerrero P, et al. PointCleanNet: learning to denoise and remove outliers from dense point clouds[J]. Computer Graphics Forum, 2020, 39(1): 185-203.
- [17] 曾妮,李金龙,高晓蓉,等.基于散乱点云的列车关键部件高效滤波平滑算法[J].激光与光电子学进展,2023,60(14):1410011.
Zeng N, Li J L, Gao X R, et al. Efficient filtering and smoothing algorithm for train key components based on scattered point clouds[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(14): 1410011.
- [18] 刘尚蔚,杨阳,赵继伟.基于自适应引导滤波的水利工程逆向模型降噪方法研究[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2022,43(3):59-65.
Liu S W, Yang Y, Zhao J W. Research on noise reduction method of hydraulic engineering reverse model based on adaptive guided filtering[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2022, 43(3): 59-65.